



Universidade de Brasília (UnB)

Faculdade de Economia, Administração, Contabilidade e Gestão de Políticas
Públicas (FACE)

Departamento de Administração

PAULO ANTONIO DA SILVA RODRIGUES ALVES

**TESTE DE EFICIÊNCIA DE MERCADO SEMIFORTE
APLICADO AO CASO DE CRIPTOMOEDAS:
um estudo introdutório**

Brasília – DF

2019

PAULO ANTONIO DA SILVA RODRIGUES ALVES

**TESTE DE EFICIÊNCIA DE MERCADO SEMIFORTE
APLICADO AO CASO DE CRIPTOMOEDAS:
um estudo introdutório**

Trabalho de Conclusão de Curso
apresentado ao Departamento de
Administração da Universidade de Brasília
(UnB) como requisito parcial à obtenção do
título de Bacharel em Administração.

Orientador: Prof. Dr. Ivan Ricardo Gartner

Brasília - DF

2019

PAULO ANTONIO DA SILVA RODRIGUES ALVES

**TESTE DE EFICIÊNCIA DE MERCADO SEMIFORTE
APLICADO AO CASO DE CRIPTOMOEDAS:
um estudo introdutório**

A Comissão Examinadora, abaixo identificada, aprova, em **30 de junho de 2019**, o Trabalho de Conclusão do Curso de Administração da Universidade de Brasília (UnB) do aluno

Paulo Antonio da Silva Rodrigues Alves

Orientador: Prof. Dr. Ivan Ricardo Gartner

Prof. Daniel Tavares de Castro,
M.Sc.
Professor Examinador

Profa. Monique de Abreu Azevedo
M.Sc
Professor Examinador

Brasília
2019

RESUMO

As criptomoedas estão em voga nos últimos anos. Todavia, não há consenso entre estudiosos no que diz respeito à classificação das moedas digitais como ativo financeiro. Além disso, o comportamento das moedas digitais ainda é pouco explorado no âmbito acadêmico. Nessa conjuntura, o presente estudo analisa se o suporte teórico oferecido pela Hipótese do Mercado Eficiente, na forma semiforte, pode ser estendido para o caso das criptomoedas. As análises foram realizadas nas moedas digitais de forma conjunta e, para a obtenção dos retornos anormais das moedas digitais, foi escolhida a metodologia de Estudos de Eventos. Para verificar a significância estatística dos resultados, utilizou-se o teste *Cross-Section*. O período de análise vai de janeiro de 2017 a abril de 2019 e os eventos focais são notícias relacionadas à inserção das criptomoedas nos seguintes mercados organizados: *Chicago Mercantile Exchange (CME)*, *Chicago Board of Trade (CBOT)* e *Chicago Board Options Exchange (CBOE)*.

Palavras-chave: Hipótese do Mercado Eficiente. Estudo de Eventos. Criptomoedas.

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 1	Janelas Estudos de Eventos	17
Figura 2	Funcionamento Blockchain	23
Figura 3	Janela de estimação e evento	36

LISTA DE GRÁFICOS

Gráfico 1	p-valor estadísticamente significativo.	48
-----------	---	----

LISTA DE TABELAS

Tabela 1	Maiores criptomoedas em <i>marketcap</i> em 01 de janeiro de 2017	30
Tabela 2	Eventos CME, CBOT e CBOE selecionados por Tómas e Ibañez. (2018).	34
Tabela 3	Teste Cross-Sectional para evento 1	43
Tabela 4	Teste Cross-Sectional para evento 2	44
Tabela 5	Teste Cross-Sectional para evento 3	44
Tabela 6	Teste Cross-Sectional para evento 4	45
Tabela 7	Teste Cross-Sectional para evento 5	45
Tabela 8	Teste Cross-Sectional para evento 6	46
Tabela 9	Teste Cross-Sectional para evento 7	46
Tabela 10	Teste Cross-Sectional para evento 8	47
Tabela 11	Teste Cross-Sectional para evento 9	47

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

HME	Hipótese do Mercado Eficiente
CME	Chicago Mercantile Exchange
CBOT	Chicago Board of Trade
CBOE	Chicago Board Options Exchange
VIX	Volatility Index
NYSE	New York Stock Exchange
CCI30	Crypto Currencies Index
ETF	Exchange-Traded Fund
SEC	Securities and Exchange Commission
AR	Abnormal Return
CAR	Cumulative Abnormal Return
AAR	Abnormal Average Return
CAAR	Cumulative Abnormal Average Return

Sumário

1	INTRODUÇÃO.....	11
1.1	Contextualização.....	11
1.2	Formulação do problema	13
1.3	Objetivos.....	13
1.3.1	Objetivo geral.....	13
1.3.2	Objetivos específicos.....	13
1.4	Justificativa	14
1.5	Estrutura de pesquisa.....	15
2	REVISÃO TEÓRICA.....	16
2.1	Hipótese do Mercado Eficiente	16
2.2	Estudos de Eventos em Finanças	17
2.3	Modelos para o cálculo dos retornos normais	18
2.3.1	Constant Mean Return Model	18
2.3.2	Market Model.....	19
2.3.3	Capital Asset Pricing Model	20
2.4	As moedas digitais	21
2.4.1	Bitcoin: um sistema de dinheiro eletrônico ponto-a-ponto.....	21
2.4.2	Blockchain	23
2.4.3	Demais moedas digitais.....	23
2.5	Mercados organizados: CME, CBOT e CBOE	25
2.6	A influência do Bitcoin	26
2.6.1	A ineficiência das criptomoedas e sua correlação cruzada com o Dow Jones Industrial Average	27
2.6.2	A eficiência semiforte do Bitcoin	28
3	METODOLOGIA.....	30
3.1	Descrição da Pesquisa	30
3.2	População e amostra.....	31
3.2.1	Índice de Mercado	32
3.2.2	Eventos focais	33
3.2.3	Eventos CME, CBOT e CBOE.....	33
3.3	Instrumentos de pesquisa.....	36

3.3.1. Estudos de Eventos.....	36
3.3.2 Retornos efetivos observados	37
3.3.3 Retornos esperados	38
3.3.4 Retornos anormais	38
3.3.5 Retornos anormais médios	39
3.3.6 Retornos anormais acumulados	39
3.3.7 Retornos anormais médios acumulados	40
3.4 Testes estatísticos	40
3.4.1 Cross-Section	41
3.4.2 Time Series	41
3.4.3 Patell Test	42
4 RESULTADOS E ANÁLISE EMPÍRICA	43
4.1 Eventos CBOT, CBOE e CME	43
5 CONSIDERAÇÕES DA ANÁLISE EMPÍRICA.....	52
REFERÊNCIAS	54

1 INTRODUÇÃO

1.1 Contextualização

Uma das teses mais difundidas em finanças é a Hipótese do Mercado Eficiente (HME). A teoria, desenvolvida por Fama (1970), afirma que, em mercados eficientes, toda informação disponível é refletida nos preços, e, segundo o modelo, as variações dos preços dos ativos devem ser aleatórias.

A Hipótese do Mercado Eficiente (HME) divide a eficiência em três categorias distintas. Conforme Fama (1970), a primeira é a “forma fraca”, na qual não é possível obter retornos acima do mercado levando-se em conta informações históricas. Na “forma semiforte”, segunda categoria, os preços de mercado incorporam os dados históricos, além de toda informação pública disponível. A última categoria é definida como “forma forte”, nela os preços refletem dados históricos, toda informação pública disponível e informações privilegiadas, também conhecidas como *insider trading*. Assim, de acordo com Fama (1970), em um mercado eficiente, as novas informações são rapidamente incorporadas aos preços dos ativos, consequentemente, não é possível utilizar tais informações para obter retornos constantes maiores que o próprio mercado.

Uma das possíveis conclusões derivadas do modelo proposto por Fama é a maior eficácia da estratégia de gestão passiva. Ao adotar esse plano, o investidor procura replicar o comportamento do mercado como um todo, utilizando índices e *benchmarks*. Tal técnica, segundo os pressupostos da Hipótese do Mercado Eficiente de Fama (1970), irá gerar melhores resultados que a estratégia de gestão ativa, na qual o investidor assumirá custos mais elevados para obtenção de informações, análise e decisão. Essa proposição encontra suporte na teoria desenvolvida por Sharpe (1991), em que o autor concluiu que os ganhos de fundos de gestão ativa eram menores que os obtidos por fundos de gestão passiva.

A afirmação de Sharpe (1991) e a própria Hipótese do Mercado Eficiente de Fama (1970) são confrontadas com evidências empíricas encontradas em portfólios de alguns investidores, um exemplo é Warren Buffett. O investidor estadunidense utilizou as técnicas desenvolvidas por Benjamin Graham e obteve, ao longo de

décadas, retornos melhores que o *benchmark*. Algumas pesquisas se propuseram a investigar os pressupostos de Graham, dentre elas, destaca-se o trabalho de Oppenheimer e Schlarbaum (1981), estudo no qual os autores encontraram evidências de que as regras de Graham proporcionaram retornos maiores que o mercado no período de amostra.

Todavia, a Hipótese do Mercado Eficiente (HME) é consistente no âmbito acadêmico, pois alicerça diversos estudos e apresenta-se como uma ferramenta adequada para analisar ativos financeiros. Segundo Kristoufek e Vosvrda (2014), a forma fraca da HME vem sendo utilizada para estudar o comportamento de ativos tradicionais, como *commodities*. Outro mercado examinado por meio da Hipótese do Mercado Eficiente foi o de obras de arte, como verificado por David *et al* (2013) e alguns autores, como Zhang, Wang, Li e Shen (2018) também aplicaram a teoria de Fama para estudar as criptomoedas. Dentre as ramificações da HME, Urquhart (2016), Nadarajah e Chu (2016) analisaram o Bitcoin por meio da forma fraca da teoria de Fama. Já a forma semiforte foi investigada por Tomás e Ibañez (2018), além de Feng *et al* (2017). Porém, mesmo que alguns pesquisadores tenham tratado a novidade como um ativo, não há unanimidade quanto à classificação das criptomoedas no meio científico.

Por fim, as moedas digitais vêm ganhando cada vez mais espaço no mercado financeiro global. Segundo as informações obtidas no site *coinmarketcap.com* (2018), as criptomoedas apresentaram um valor de mercado de U\$\$ 202.902.134.853 em 30 de outubro de 2018, cifras que, consequentemente, chamam a atenção de investidores, agentes reguladores, empresas e pesquisadores. O primeiro artigo que tratou sobre o assunto foi o *White Paper*, escrito por Nakamoto (2008), idealizador do Bitcoin, atualmente a maior criptomoeda em valor de mercado. No texto, Nakamoto (2008) propõe a criação de uma moeda digital que funcione por meio de um modelo descentralizado de armazenamento e autenticação. O surgimento do Bitcoin na rede mundial de computadores em 2009 representou o nascimento de um novo produto no mercado financeiro. Atualmente, as cinco maiores moedas digitais são, respectivamente: Bitcoin, Ethereum, XRP, Litecoin e Bitcoin Cash.

1.2 Formulação do problema

A teoria da HME e os estudos de validação de eventos têm focado em ativos financeiros, especialmente ações. Entretanto, a partir de 2009, surgiu no mercado um novo tipo de produto, que não se enquadra nas características gerais de ativos monetários e financeiros, são as moedas digitais.

Diante da incerteza sobre o enquadramento teórico das criptomoedas e considerando-se que a Hipótese do Mercado Eficiente (HME) ocupa papel central na teoria financeira atual, questiona-se se o suporte teórico oferecido pela Hipótese do Mercado Eficiente (HME) pode ser estendido para o caso das criptomoedas.

Mas, antes de responder a essa pergunta, devemos resolver a seguinte questão: eventos relacionados à inserção das moedas digitais em mercados organizados podem gerar retornos anormais, contrariando a Hipótese do Mercado Eficiente (HME) na forma semiforte?

1.3 Objetivos

1.3.1 *Objetivo geral*

O objetivo geral da pesquisa é verificar a hipótese de que o mercado de moedas digitais foi ineficiente, na forma semiforte, entre janeiro de 2017 e abril de 2019, tendo por base notícias sobre a inserção das criptomoedas em mercados organizados, especificamente *Chicago Mercantile Exchange*, *Chicago Board of Trade* e *Chicago Board Options Exchange*.

1.3.2 *Objetivos específicos*

Para alcançar o objetivo geral proposto, os seguintes objetivos específicos serão considerados:

- a) Recapitular a teoria da Hipótese do Mercado Eficiente de Fama (1970), na forma semiforte, e descrever a teoria de Estudo de Eventos e demais trabalhos que forneceram o arcabouço para o desenvolvimento desta pesquisa;
- b) Selecionar as cinco principais criptomoedas em valor de mercado;
- c) Selecionar um índice que represente o mercado de criptomoedas;
- d) Definir os eventos focais;
- e) Confrontar as conclusões da pesquisa com estudos relevantes que se propuseram a explorar a mesma temática.

1.4 Justificativa

Apesar de se tratar de um produto relativamente recente, muitos estudos se propuseram a entender as moedas digitais sob diferentes óticas. Kristoufek (2013), por exemplo, analisou a relação entre o comportamento das criptomoedas e pesquisas realizadas no Google Trends e na Wikipédia. Alguns estudos buscaram compreender o comportamento de moedas digitais à luz da Hipótese do Mercado Eficiente (HME), dentre eles: Urquhart (2016) e Nadarajh e Chu (2017), mas, apesar disso, para Zhang, Wang, Li e Shen (2018) os testes de eficiência para as criptomoedas ainda foram pouco explorados.

Tal realidade demonstra, portanto, um campo fértil de pesquisa e justifica a necessidade de se explorar tal temática.

Como mencionado, a necessidade de ampliar a discussão para o mercado de criptomoedas como um todo já foi apontada por Zhang, Wang, Li e Shen (2018). Os autores argumentam que a grande maioria das pesquisas com criptomoedas utilizaram apenas o Bitcoin como objeto de estudo, moeda que, segundo os autores, representa menos de 35% do mercado de moedas digitais, além de seu algoritmo ser significativamente diferente de outras grandes moedas digitais. Por conseguinte, segundo os referidos autores, o Bitcoin pode não representar de maneira fiel o

comportamento das demais moedas digitais. Verifica-se, então, o valor em conhecer o mercado de maneira abrangente.

Segundo Corbet, Lucey, Urquhart e Yarovaya (2018), a capitalização de mercado do Bitcoin subiu de U\$ 10,1 bilhões para U\$ 79,7 bilhões entre outubro de 2016 e outubro de 2017. Além disso, Liu (2018) afirma que, em abril de 2018, mais de 500 moedas digitais apresentaram um valor de mercado acima de 10 milhões de dólares. Dessa forma, um entendimento mais amplo sobre o assunto poderá contribuir para um mercado mais informado.

1.5 Estrutura de pesquisa

O primeiro capítulo tratou da contextualização, dos objetivos gerais e específicos e da justificativa do estudo. O próximo capítulo abordará o referencial teórico que fundamentou a construção dos capítulos seguintes. O capítulo 3, por sua vez, definirá o tipo de pesquisa, a metodologia escolhida para realizar o trabalho, população e amostra, cálculos realizados para obter os retornos anormais e testes estatísticos aplicados para verificar a significância dos achados. Os resultados serão apresentados e discutidos no capítulo 4 e, por fim, o capítulo 5, que trata das considerações finais, concluirá se o problema de pesquisa foi respondido, elencando quais foram as limitações encontradas e quais são as sugestões para pesquisas posteriores.

2 REVISÃO TEÓRICA

2.1 Hipótese do Mercado Eficiente

Eugene Fama (1970) publicou o estudo denominado Hipótese do Mercado Eficiente. A obra representou um marco na área de finanças e, apesar de não ser unânime, é amplamente aceita no meio acadêmico, haja vista a quantidade de pesquisas que a utilizaram como base teórica. Além disso, verifica-se sua grande capilaridade no mercado, pois o trabalho embasa escolhas pela estratégia de gestão passiva para o mercado de ações. Sua importância é evidente, no caso deste trabalho, uma vez que a Hipótese do Mercado Eficiente constitui o elemento fundamental para analisar as criptomoedas e sua eficiência, na forma semiforte.

Para entender a proposição da HME, alguns aspectos deverão ser considerados. Fama (1970) cita que os preços históricos não afetam o preço atual do ativo e, para ele, no modelo de “preço justo” as condições de equilíbrio de mercado podem ser descritas em termos de retornos esperados. Além disso, a teoria implica que há “ausência de custos de transação”, “toda informação está disponível para todos os participantes do mercado” e “os investidores formam o preço justo a partir da informação disponível”, de forma que não é possível obter retornos maiores que o próprio mercado de forma contínua.

O autor fraciona a Hipótese do Mercado Eficiente em três partes distintas: segundo Fama (1970), a “forma fraca” pressupõe que não é possível obter retornos maiores que o mercado, considerando os retornos históricos do ativo; a “forma semiforte” supõe que retornos maiores que o mercado, por períodos longos, não são plausíveis, ao considerar dados históricos e as informações públicas disponíveis; já a eficiência na “forma forte” considera as duas formas anteriores, além de pressupor que os preços também refletem as informações privilegiadas.

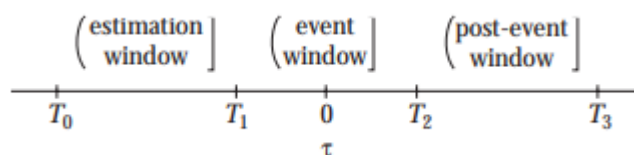
2.2 Estudos de Eventos em Finanças

A metodologia de Estudo de Eventos, de MacKinlay (1997), fornece os instrumentos necessários para verificar a aplicabilidade dos pressupostos da Hipótese do Mercado Eficiente de Fama (1970) e para, de forma complementar, analisar como os mercados absorvem novas informações.

De acordo com Benninga (2005), a metodologia define se um evento causou retornos anormais no ativo. O retorno anormal é a diferença entre o retorno observado e o retorno esperado do ativo, que é mensurado pelo *Market Model*, de MacKinlay (1997).

MacKinlay (1997) afirma que, para aplicar a metodologia, deve-se definir o evento focal, que é o dia em que ocorreu o anúncio do evento ou o próprio evento. Logo após, é necessário definir a janela do evento, considerando-se alguns dias antes e depois do evento focal. É esse o período em que os efeitos dos eventos serão analisados. Além disso, deve-se escolher a janela de estimação, que é utilizada para determinar o retorno esperado do ativo. Para Benninga (2005), para analisar o comportamento no longo prazo do ativo, pode-se definir uma janela após a janela do evento. Esse último recorte é normalmente utilizado para aquisições de empresas e primeira oferta de ações na bolsa.

Figura 1: Janela Estudos de Eventos



Fonte: MacKinlay (1997)

Segundo MacKinlay (1997), um dos primeiros estudos que se propuseram a entender o tema foi o trabalho de Fama, Fisher, Jensen e Roll (1969), que analisaram os efeitos de *splits* e seus impactos nos retornos das ações durante diferentes janelas de tempo.

Outra pesquisa proeminente na área foi feita por Brown e Warner (1980), na qual os autores reforçam a aplicabilidade do método para verificar a eficiência de mercado.

Para Campbell, Lo e MacKinlay (1997), o escopo do método de estudo de

eventos pode ser ampliado para outras áreas do conhecimento além de finanças, uma das possibilidades mais surpreendentes é a de utilizá-lo no Direito. Além disso, MacKinlay (1997) afirma que não há apenas uma estrutura para realizar estudos de eventos. Dessa forma, o autor descreve os passos que deverão ser seguidos para utilizar o método, para definir o evento de interesse e a janela de evento, que, frequentemente, é maior que o período de interesse. O trabalho de MacKinlay é particularmente importante para esta pesquisa, pois grande parte da metodologia utilizada repousará nos achados desse autor.

2.3 Modelos para o cálculo dos retornos normais

Para aplicar a metodologia de Estudos de Eventos, deve-se utilizar um modelo para o cálculo dos retornos do ativo. De acordo com MacKinlay (1997), vários métodos são capazes de calcular o retorno normal de um dado ativo. As abordagens podem ser divididas em duas categorias, estatística e econômica. Ainda segundo MacKinlay (1997), os modelos estatísticos assumem que o comportamento dos ativos não depende de nenhum fator econômico; em contrapartida, os modelos econômicos supõem que o comportamento dos investidores não pode ser entendido apenas por meio de pressupostos estatísticos. Abaixo estão relacionados modelos para os cálculos de retornos de ativos demonstrados pelo referido autor.

2.3.1 *Constant Mean Return Model*

MacKinlay (1997) descreve o *Constant Mean Return Model* como um modelo estatístico que pode ser usado na metodologia de Estudos de Eventos. Adicionalmente, o autor argumenta que o *Constant Mean Return Model* é o modelo mais simples para mensurar o retorno normal de um ativo. Segundo Brown e Warner (1980, apud MacKinlay, 1997) os resultados desse modelo são similares aos de modelos mais sofisticados. Matematicamente, o modelo é descrito a seguir:

$$R_{it} = \mu_i + \zeta_{it}$$

$$E(\zeta_{it} = 0) \quad \text{var}(\zeta_{it}) = \sigma_{\zeta_i}^2$$

onde,

μ_i representa o retorno do ativo i;

R_{it} é o retorno do ativo i no período t;

ζ_{it} representa o termo de perturbação do modelo; e

$\sigma_{\zeta_i}^2$ são os parâmetros do modelo.

2.3.2 Market Model

De acordo com MacKinlay (1997), o *Market Model* representa um aprimoramento do *Constant Mean Return Model*, pois reduz a variância dos retornos anormais. Dessa forma, trata-se de um modelo estatístico que relaciona o retorno de um determinado ativo com o retorno do mercado. O modelo assume que os retornos dos ativos seguem uma distribuição normal. Matematicamente, é representado pela fórmula a seguir:

$$R_{it} = \alpha_i \beta_i R_{mt} + \varepsilon_{it}$$

$$E(\varepsilon_{it} = 0) \quad \text{var}(\varepsilon_{it}) = \sigma_{\varepsilon_i}^2$$

onde,

R_{it} é o retorno do ativo i no período t;

R_{mt} é o retorno do portfólio de mercado no período t;

ε_{it} é o termo de perturbação do modelo; e

α_i, β_i e $\sigma_{\varepsilon_i}^2$ são os parâmetros do modelo.

2.3.3 Capital Asset Pricing Model

Já dentre os modelos econômicos para os cálculos dos retornos, deve-se citar o *Capital Asset Pricing Model* (CAPM). Segundo Benninga (2005), a metodologia de Estudos de Eventos é uma das principais aplicações desse modelo.

Sharpe (1964) argumenta que diversos modelos lidaram com a escolha de ativos através do risco, entretanto, nenhum modelo foi capaz de construir uma teoria para o equilíbrio de mercado dos preços dos ativos de acordo com certas condições de risco. Dessa forma, Sharpe (1964) apresenta um método para preencher tal lacuna.

Sharpe (1964, apud Fama e French, 2007) e Lintner (1965, apud Fama e French 2007) adicionaram duas premissas ao modelo de Markowitz para identificar uma carteira eficiente. O primeiro pressuposto é a plena concordância: os investidores concordam a respeito da distribuição conjunta dos rendimentos dos ativos; a segunda premissa diz respeito à tomada e à concessão de empréstimos à taxa livre de risco, que, no caso, é a mesma para todos investidores.

Fama e French (2007) relatam que os testes do CAPM baseiam-se em relações entre o retorno esperado e o beta de mercado. Para Fama e French (2007), os retornos esperados de todos os ativos relacionam-se de forma linear com seus betas e, além disso, nenhuma outra variável apresenta poder explicativo marginal. O prêmio do beta é positivo. Os autores argumentam, ainda, que, no CAPM de Sharpe e Lintner, os ativos não correlacionados com o mercado apresentam retornos esperados iguais à taxa de juros livre de risco. Por fim, o prêmio do beta é caracterizado pelo retorno esperado do mercado menos a taxa livre de risco.

MacKinlay (1997) afirma que o modelo desenvolvido por Sharpe e John Lintner pressupõe que o retorno esperado de um dado ativo é determinado pela sua covariância com o portfólio de mercado e argumenta que o *Capital Asset Pricing Model* foi normalmente usado em Estudos de Eventos nos anos de 1970. A formulação matemática do modelo está descrita a seguir:

$$R_a = R_f + \beta (R_m + R_f) \quad (2)$$

em que,

R_a é a taxa de retorno esperada do ativo;

R_f é a taxa livre de risco;

β é o Beta; e

R_m é o retorno do mercado.

2.4 As moedas digitais

2.4.1 Bitcoin: um sistema de dinheiro eletrônico ponto-a-ponto

O documento de autoria de Satoshi Nakamoto (2008) é responsável por lançar as bases para o desenvolvimento de um sistema de pagamentos e transações totalmente novo por meio da tecnologia *Blockchain*. Essa estrutura é responsável pelo nascimento da maior criptomoeda em valor de mercado: o Bitcoin. Além disso, alicerçou a criação das demais criptomoedas.

De acordo com Nakamoto (2008), o comércio eletrônico depende exclusivamente de instituições financeiras que trabalham como intermediadoras das transações entre os agentes econômicos. Apesar de funcionar relativamente bem, o autor argumenta que esse sistema, baseado na confiança, acarreta alguns custos aos usuários, haja vista a necessidade de o intermediário exercer o papel de mediador em disputas ocasionais. Como se não bastasse, o sistema trabalha com um percentual aceitável de fraudes. Outros aspectos também são mencionados pelo autor, a fim de justificar a necessidade de um novo sistema de transações eletrônicas.

Para solucionar o problema, Nakamoto (2008) propõe um sistema totalmente novo de transações online. Em suas palavras, o sistema atual, baseado na confiança, deve ser substituído por um sistema alicerçado em testes de criptografia. Tal mudança possibilitaria transações diretas entre parte e contraparte, sem a necessidade de um ente intermediário. Ainda segundo o autor, as transações deveriam ser irreversíveis e, necessariamente, contar com verificações de rotina, de forma que vendedores e compradores estariam protegidos, pois o autor considera o problema de gastos duplos algo muito relevante. Adicionalmente, Nakamoto (2008)

sugere “uma solução para o problema dos gastos duplos usando um servidor *timestamps*, de usuário para usuário, distribuído para gerar uma prova computacional da ordem cronológica de transações” (NAKAMOTO, 2008, p.). Ainda segundo o autor, “o sistema é seguro, pois nós honestos controlam coletivamente mais poder de processamento (CPU) do que qualquer grupo de nós atacantes” (NAKAMOTO, 2008, p.).

Nakamoto (2008) apresenta um sistema de transações públicas em que todos os nós podem verificar os registros históricos das transações. Outra função dos nós da cadeia é validar as operações, por meio de um sistema denominado *Timestamp Server*. Obviamente, a estrutura idealizada recompensa, com moedas digitais, os nós que verificam e validam as operações de outros usuários. O funcionamento do sistema só é possível por meio do mecanismo de *Proof-of-Work*, no qual o computador do usuário valida e confirma a operação ao resolver problemas matemáticos complexos, em seguida esse mesmo computador envia ao ecossistema uma prova de que o problema foi resolvido. Tal processo é chamado de mineração. Após solucionar a questão, o computador recebe outro problema automaticamente.

Ainda de acordo com Nakamoto (2008), o sistema de registro das provas de trabalhos é a *Blockchain*, que se caracteriza como o conjunto de todas as operações registradas. Os mineradores registram as operações em um bloco, que contém, cada um, os registros de todas as operações que ocorreram nos últimos 10 minutos, e carrega, adicionalmente, o “*Proof-of-Work*” e uma referência ao bloco anterior. Esse arranjo fornece muita segurança ao sistema.

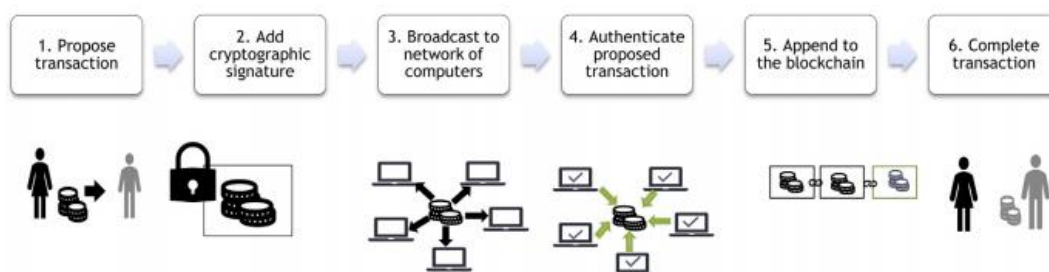
A relevância do artigo para as criptomoedas, especialmente o Bitcoin, é patente. Entretanto, deve-se fazer a seguinte ressalva: como mencionado anteriormente, algumas das maiores criptomoedas em *market share* funcionam de maneira significativamente diferente do sistema e da moeda digital idealizados por Satoshi Nakamoto (2008).

2.4.2 Blockchain

Antes de descrever as demais criptomoedas, é preciso aprofundar os conceitos da tecnologia. Para Morkunas, Paschen e Boon (2019), o *Blockchain* é um sistema descentralizado que possibilita transações imutáveis, em tempo real, sem a necessidade de um intermediário para validar o processo. As verificações são realizadas por uma rede de computadores que valida a transação antes que ela seja aprovada e adicionada aos blocos.

Quando uma transação entre duas partes é feita, ela é marcada com algumas informações básicas, como data e hora, emissor e recebedor, tipo de ativo e quantidade. Além disso, a proposta de transação recebe uma assinatura criptografada única, que garante sua segurança e autenticidade. Logo em seguida, ela é transmitida para a rede de distribuição dos computadores para que sua integridade seja verificada. Quando a transação é verificada e autenticada, ela é registrada nos blocos que formam a rede *Blockchain*. Ainda segundo Morkunas, Paschen e Boon (2019), cada nova transação é ligada às transações antigas, o que possibilita um completo, irreversível e verificável histórico com todas as transações feitas na rede *Blockchain*.

Figura 2: Funcionamento Blockchain



Fonte: Morkunas, Paschen e Boon (2019).

2.4.3 Demais moedas digitais

Segundo Aslanidis, Baviera e Ibañez (2018), a maior parte das criptomoedas utiliza os mesmos processos estocásticos que o Bitcoin, embora algumas moedas

digitais sigam sua própria dinâmica. De acordo com Zhang, Wang, Li e Shen (2018), o Bitcoin representa apenas uma fatia da capitalização do mercado total de criptomoedas e os algoritmos são diferentes entre as moedas digitais. O Bitcoin, por exemplo, utiliza o algoritmo *SHA-256-based*, e outras moedas, como Ethereum, Ripple e Litecoin, utilizam o algoritmo *Ethash-based*, *Non proof-of-work* e *Script-based*, respectivamente. Portanto, com o intuito de contextualizar os objetos de estudo, deve-se descrever algumas das características dos demais ativos tratados na presente pesquisa.

Ethereum: segunda maior criptomoeda em valor de mercado segundo dados obtidos no site *coinmarketcap.com* (2019), o produto digital surgiu em 2015. De acordo com Beneki, Koulis, Kyriazis e Papadou (2019), a Ethereum sofreu uma valorização de 9900% entre janeiro de 2017 e janeiro de 2018. Ainda segundo os autores, alguns aspectos diferenciam o funcionamento da Ethereum e do Bitcoin: mesmo que ambas as moedas sejam baseadas na tecnologia *Blockchain*, a primeira, diferentemente da segunda, é definida como um ativo descentralizado que visa eliminar a necessidade de intermediários em transações.

XRP (Ripple): essa moeda compartilha algumas características com o Bitcoin, pois ambas utilizam tecnologias baseadas na confiança e na validação dos usuários. Entretanto, como abordado no artigo de Fry e Cheah (2016), a XRP(Ripple) possui algumas particularidades, já que, tendo sido concebida para servir como um meio de troca, seu funcionamento está mais próximo ao do Paypal e Mastercard do que de um “Dólar digital”. Tal dinâmica permite que o sistema Ripple aceite diversos ativos e os converta em XRP, com baixos custos de transação. Dentre os ativos aceitos, estão: Bitcoins, ouro, prata, dólares, libras esterlinas e milhas aéreas. Como descrito no trabalho de Luo, Kontosakos, Pantelous e Zhou (2019), o XRP constitui um sistema descentralizado para facilitar pagamentos e transferências entre usuários.

Litecoin: segundo Ammous (2018), esta moeda digital é similar ao Bitcoin em diversos aspectos, pois foi baseada no software do Bitcoin. A maior diferença entre as duas moedas digitais consiste na velocidade com que novos blocos são criados: a Litecoin gera um novo bloco a cada 2 minutos e meio, já o Bitcoin gera um novo bloco a cada 10 minutos. Ainda conforme Ammous (2018), a “política monetária” do

Litecoin é muito parecida com a do Bitcoin, entretanto, como afirma o autor, o Bitcoin possui um sistema muito mais robusto e seguro, pois seu poder de processamento é muito maior.

Monero: Zięba, Kokoszczński e Śledziowska (2019) descrevem a moeda como completamente anônima, ao contrário do Bitcoin, cujas transações podem ser facilmente rastreáveis, embora, na prática, alguns usuários utilizem mecanismos específicos para fazer transações anônimas com ele. No caso da Monero, não é necessário utilizar tais artifícios para esconder transferências. Zimba, Wang, Mulenga e Odongo (2018) analisaram como *malwares* eram utilizados para atacar computadores e minerar criptomoedas. No estudo, foi observado que a moeda digital mais minerada dessa forma foi a Monero. Já segundo Prasad (2018), a Monero se diferencia do Bitcoin de três formas: suas transações não podem ser associadas a um indivíduo; ela utiliza criptografia chamada de assinaturas em anel; e utiliza um terceiro mecanismo que funciona como um adicional da criptografia de assinaturas em anel para esconder as transações com a moeda.

2.5 Mercados organizados: CME, CBOT e CBOE

Segundo Lambert (2010), a *Chicago Board of Trade* (CBOT) é a primeira bolsa de futuros do mundo e foi criada em 1848. Segundo descrição do site da CME (2019), a *Chicago Mercantile Exchange* foi fundada em 1919 e tem a função de fornecer derivativos. A empresa oferece contratos futuros e opções baseadas em juros, índices e moedas. De acordo com os sites da CME (2019) e da CBOT (2019), ambas são controladas pela mesma empresa: *CME Group*.

Conforme o site da *CME Group* (2019), as bolsas eram concorrentes e se juntaram em 2007. Além disso, a *Chicago Mercantile Exchange* foi a primeira bolsa a abrir o capital nos Estados Unidos, no ano de 2002, já a *Chicago Board of Trade* abriu o capital em 2005.

Já sobre o *Chicago Board Options Exchange*, de acordo com o site da CBOE (2019), a empresa foi lançada em 1973 e tornou-se o primeiro mercado a oferecer opções listadas. No ano de 1975, o CBOE introduziu um sistema computadorizado para reportar as flutuações de preços. Segundo Fernandes, Medeiros e Scharth

(2014), o *Chicago Board Options Exchange* criou o *Volatility Index- VIX* em 1993 para mensurar a volatilidade do mercado.

2.6 A influência do Bitcoin

Urquhart (2016) afirma que, desde o lançamento do Bitcoin, em 2009, até julho de 2016, a criptomoeda passou por grande valorização. O autor também observou que muitos investidores começaram a utilizar o ativo como investimento.

Tendo em vista a importância da teoria da Hipótese do Mercado Eficiente de Fama e a ausência de estudos neste sentido, Urquhart (2016) decidiu explorar a temática na forma fraca. Os dados para o estudo foram coletados no www.bitcoinaverage.com, pois, segundo o autor, era o maior agregado com os índices de preços do ativo. O período de análise foi dividido em duas partes: de 1º de agosto de 2010 a 31 de julho de 2013 e de 1º de agosto de 2013 a 31 de julho de 2016. Os retornos do Bitcoin foram calculados da seguinte maneira:

$$R_t = \left[\frac{\ln(P_t)}{\ln(P_{t-1})} \right] \times 100 \quad (7)$$

onde,

R_t é o retorno do Bitcoin; e

$\ln(P_t)$ e $\ln(P_{t-1})$ são os logaritmos naturais dos preços do Bitcoin em t e $t-1$, com t em dias.

Urquhart (2016) aplicou uma série de testes para verificar a eficiência do Bitcoin. Ao aplicar Ljung-Box, de Ljung e Box (1978), e AVR, de Choi (1999), no segundo período da amostra, ambos falharam em rejeitar a hipótese nula; outros testes indicaram que o Bitcoin era ineficiente. Entretanto, o autor afirma que a moeda parecia tornar-se menos ineficiente no segundo período da amostra.

Segundo Nadarajah e Chu (2017), a pesquisa desenvolvida por Urquhart (2016) foi a primeira a testar a forma fraca do Bitcoin. No estudo, o autor utilizou

cinco testes distintos e, dessa forma, concluiu que a criptomoeda em questão era ineficiente. Nadarajah e Chu (2017) utilizaram os mesmos pressupostos da pesquisa de Urquhart (2016) e adicionaram, ainda, outros três testes estatísticos. Além disso, alteraram um elemento na fórmula utilizada por Urquhart, o que causou resultados significativamente diferentes em relação à eficiência do Bitcoin. A fórmula a seguir demonstra como os retornos do Bitcoin foram calculados:

$$R_t = 100 \times \ln\left(\frac{P_t}{P_{t-1}}\right) \quad (8)$$

onde,

P_t é o preço de fechamento do dia t ;

P_{t-1} é o preço de fechamento do dia $t - 1$; e

R_t é o retorno do Bitcoin.

A diferença na proposta de Nadarajah e Chu (2017) encontra-se em definir o m de R_t^m como um número inteiro ímpar, para que não ocorra a perda de informação. Assim, para os autores, se R_t for negativo, R_t^m permanecerá negativo e, quando R_t for positivo, R_t^m continuará positivo, já para o R_t igual a zero, R_t^m também será zero.

2.6.1 A ineficiência das criptomoedas e sua correlação cruzada com o Dow Jones Industrial Average

A pesquisa justifica a importância do tema ao falar do grande crescimento do mercado de moedas digitais, fenômeno cuja relevância chamou a atenção de muitos investidores, governos, mídia e público em geral. A novidade introduzida por Zhang, Wang, Li e Shen (2018) foi verificar que as demais criptomoedas ainda são pouco exploradas. Além disso, a principal criptomoeda representa menos de 35% do mercado, seu mecanismo de funcionamento é diferente das demais moedas e, portanto, seu comportamento não pode ser generalizado para explicar todo mercado de criptomoedas.

Assim sendo, os autores observam o mercado de moedas digitais a partir da

Hipótese do Mercado Eficiente. Zhang, Wang, Li e Shen (2018) escolheram as seguintes criptomoedas para a análise: Bitcoin, Ripple, Ethereum, NEM, Stellar, Litecoin, Dash, Monero e Verge, totalizando 71,55% de todo o mercado. A fórmula para o cálculo dos retornos é a seguinte:

$$Ret_t = 100 \times \ln\left(\frac{CP_t}{CP_{t-1}}\right) \quad (9)$$

onde,

CP_t e CP_{t-1} representam os preços de fechamento nos dias t e $t - 1$.

Zhang, Wang, Li e Shen (2018) utilizaram o mesmo ferramental estatístico que Urquhart (2016) e Nadarajah e Chu (2017) para o caso das nove criptomoedas e concluíram que as mesmas são ineficientes. Adicionalmente, a pesquisa também analisou a correlação cruzada entre o índice de moedas digitais criado para a análise e o *Dow Jones Industrial Average*.

2.6.2 A eficiência semiforte do Bitcoin

Segundo Tomás e Ibañez (2018), o Bitcoin tornou-se um dos ativos mais populares e voláteis do mercado em apenas nove anos. Dessa forma, Tomás e Ibañez (2018) analisaram a moeda digital pela Hipótese do Mercado Eficiente, na forma semiforte, e utilizaram o ferramental oferecido pela teoria de Estudos de Eventos.

Assim como no artigo *Informed trading in the Bitcoin Market*, de Feng, Wang e Zhang (2017), os eventos focais escolhidos por Tomás e Ibañez (2018) foram eventos de política monetária e notícias próprias do Bitcoin. A fórmula utilizada para calcular os retornos foi a seguinte: $R_{it} = \log\left(\frac{P_t}{P_{t-1}}\right)$. No artigo, Tomás e Ibañez (2018) concluíram que o Bitcoin é ineficiente na forma semiforte em relação a eventos de

política monetária, pois não responde a esses eventos da forma esperada. Com relação a seus próprios eventos, Tomás e Ibañez (2018) afirmaram que a moeda digital em questão tem se tornando mais eficiente ao longo do tempo e, por fim, propuseram que pesquisas futuras analisem quais medidas estão aptas a afetar o Bitcoin.

3 METODOLOGIA

Os tópicos a seguir irão tratar dos aspectos metodológicos, definindo-se, assim, nesta sessão, o tipo de pesquisa realizada. Também serão descritos, de forma geral, população e amostra. Aditivamente, os critérios para a seleção das criptomoedas, eventos focais, índice de mercado utilizado e período serão evidenciados. Outro ponto que será abordado, com o intuito de avaliar o enquadramento teórico das moedas digitais à luz da Hipótese do Mercado Eficiente de Fama (1970), na forma semiforte, consiste no instrumental de pesquisa utilizado, sendo o principal o Estudos de Eventos, por meio da definição de Mackinlay (1997) e Campbell, Lo e MacKinlay (1997).

3.1 Descrição da Pesquisa

Trata-se de uma pesquisa descritiva de cunho quantitativo que, por meio da metodologia de Estudo de Eventos, irá verificar a aplicabilidade da Hipótese do Mercado Eficiente na forma semiforte (1970) para as moedas digitais. Dessa forma, os efeitos de eventos específicos nas criptomoedas serão mensurados e sua significância estatística será verificada.

A referida pesquisa é definida como descritiva por se propor a destrinchar o comportamento do objeto de estudo à luz da teoria e dos métodos científicos descritos acima. Os dados contendo os retornos e os valores de mercado diários das moedas digitais foram obtidos no site *coinmarketcap.com* (2019). Para realizar as regressões, deve-se escolher um índice que represente o mercado, índice que, segundo Benninga (2005), deve conter o ativo e cujos dados devem estar disponíveis. Dessa forma, a *proxy* que representa o índice de mercado das criptomoedas para o cálculo dos retornos esperados foi retirada do site *cci30.com* (2019).

3.2 População e amostra

Foram selecionadas, a partir dos dados publicados no site coinmarketcap.com (2019), as cinco principais criptomoedas em valor de mercado em 1º de janeiro de 2017. São elas, respectivamente: Bitcoin, Ethereum, XRP (Ripple), Litecoin e Monero. Com o intuito de realizar o cálculo das regressões, será utilizado o índice CCI30, ferramenta que representa as 30 maiores criptomoedas em valor de mercado e que, portanto, será a *proxy* de índice de mercado do estudo. Dessa forma, é possível comparar o comportamento agregado das moedas escolhidas para a pesquisa com um índice de mercado. As análises foram feitas entre janeiro de 2017 e abril de 2019. Deve-se mencionar que o recorte temporal não foi determinado por nenhum parâmetro específico.

A tabela abaixo lista as moedas digitais escolhidas para o estudo, com seu respectivo valor de mercado em 1º de janeiro de 2017 e sua representatividade.

Tabela 1. Maiores criptomoedas em *marketcap* em 01 de janeiro de 2017.

Moe da	Market Cap
Bitcoi n	U\$\$ 16.050.407.401
Ether eum	U\$\$ 715.049.208
XRP(Ripple)	U\$\$ 231.408.636
Litec oin	U\$\$ 221.718.275
Mone ro	U\$\$ 190.983.757
TOT AL	U\$\$ 17.409.567.277

Fonte: Elaboração do autor. Dados obtidos no site coinmarketcap.com, em 1º de janeiro de 2017.

3.2.1 Índice de Mercado

O índice CCI30, retirado do site cci30.com, foi definido como *proxy* para o retorno de mercado. Ele representa as 30 maiores criptomoedas em valor de mercado e, segundo sua descrição, tem o intuito de servir como ferramenta e *benchmark* para a indústria. De acordo com seu manual metodológico, para calcular os pesos das moedas digitais no índice, seus valores são ajustados por sua capitalização de mercado. O índice é calculado em tempo real e os valores usam como base o preço de fechamento do dia anterior, considerando o tempo 0000 GMT. Além disso, a volatilidade dos ativos também é levada em consideração, com o intuito de produzir o índice que represente de forma mais fidedigna o mercado.

Segundo as descrições metodológicas dos autores, a equação para encontrar a capitalização de mercado é a seguinte:

$$M^*(t) = \frac{\sum_{i=0}^{\infty} M(T-i)e^{-\alpha i}}{\sum_{i=0}^{\infty} e^{-\alpha i}} \quad (10)$$

onde,

$M^*(t)$ é a capitalização de mercado em t ; e

M é a capitalização de mercado ajustada.

O índice justifica que a escolha de 30 ativos é proposital, já que esse valor é o mínimo necessário para ser estatisticamente significativo. Segundo a metodologia do índice, o uso de mais ativos geraria trabalho adicional sem melhorar de forma significativa os resultados. A *proxy* que representa o índice captura 90% da capitalização do mercado de criptomoedas, de forma que o índice traduz o comportamento total do mercado de criptomoedas com nível de confiança de 99%. Além disso, o intervalo de confiança é de 1,11, ou seja, a chance de um erro marginal é de 1,11%, assim, em 99% dos casos observa-se o valor real do parâmetro. O peso de cada ativo é calculado por meio da raiz quadrada da sua capitalização de mercado, logo, no tempo t , o peso da criptomoeda é dado pela fórmula a seguir:

$$w_0(t) = \frac{\sqrt{M_0^*(t)}}{\sum_{i=0}^N \sqrt{M_0^*(t)}} \quad (11)$$

onde,

M^* é a capitalização de mercado da criptomoeda no tempo t .

O valor do índice é calculado, entre as datas de rebalanceamento, pela fórmula:

$$I_t = \sum_{j=1}^{30} W_j \frac{P_j(t)}{P_j(0)} \quad (12)$$

onde,

I_t é o valor do índice no tempo t ;

W_j é o peso da moeda no índice; e

P_j é o preço da moeda como uma função do tempo.

3.2.2 Eventos focais

No que se refere aos eventos focais, foram selecionadas notícias ligadas à entrada das criptomoedas no mercado organizado, no caso da pesquisa: surgimento de derivativos e ETFs de criptomoedas na *Chicago Mercantile Exchange (CME)*, na *Chicago Board Of Trade (CBOT)* e na *Chicago Board Options Exchange (CBOE)*, ou seja, os maiores mercados de derivativos do mundo.

3.2.3 Eventos CME, CBOT e CBOE

O presente estudo tem o intuito de analisar os impactos de notícias relacionadas à inserção das moedas digitais em mercados organizados, por meio de

derivativos e ETFs. Stulz (2004) afirma que derivativos podem tornar os mercados mais eficientes, pois produzem mais informação, já segundo Campbell, Mauler e Pierce (2019), eles podem ser usados para proteger ativos financeiros.

Os efeitos ligados a notícias sobre a criação de derivativos e ETFs de Bitcoin e Ethereum, especificamente nos mercados organizados – *Chicago Mercantile Exchange (CME)*, *Chicago Board Of Trade (CBOT)* e *Chicago Board Options Exchange (CBOE)* – e sua relação com a Hipótese do Mercado Eficiente foram investigados por Feng *et al.* (2017) e Tomás e Ibañez (2018). Ambos classificaram notícias ligadas à inserção de tais ativos, em mercados organizados, como positivas, entretanto, deve-se ressaltar que as pesquisas dos mencionados autores ficaram restritas ao Bitcoin. Dessa forma, a presente pesquisa analisou, especificamente, o efeito que notícias sobre o lançamento de derivativos e ETFs de Bitcoin e Ethereum geraram no comportamento agregado das cinco maiores criptomoedas em valor de mercado.

No que diz respeito às notícias relacionadas a CME, CBOT e CBOE, essa pesquisa utilizou os eventos, até 4 de dezembro de 2017, descritos por Tomás e Ibañez. (2018) e apresentados na tabela a seguir. As demais notícias foram selecionados pelo autor.

Tabela 2 – Eventos CME, CBOT e CBOE selecionados por Tomás e Ibañez (2018).

Data		Evento
02/08/2017		O mercado de derivativos CBOE vai lançar derivativos de criptomoedas em 2017
13/11/2017		CEO do CME: Futuros de Bitcoin podem começar a ser negociados em dezembro
01/12/2017		CME e CBOE irão negociar futuros de Bitcoin
04/12/2017		CBOE irá negociar futuros de Bitcoin em 10 de dezembro
22/12/2017		CBOE vai listar 6 ETFs de Bitcoin
14/05/2018		Parceiros do grupo CME lançam índice para Ethereum
15/05/2018		CBOE afirma que a SEC retirou um obstáculo para futuros de Ethereum
23/01/2019		Mercado CBOE retira proposta de ETF de Bitcoin da VanEck-Solidx
31/01/2019		CBOE reenvia proposta de ETF de Bitcoin da VanEck-Solidx para aprovação do SEC

Fonte: Elaboração do autor a partir de dados retirados do site coindesk.com.

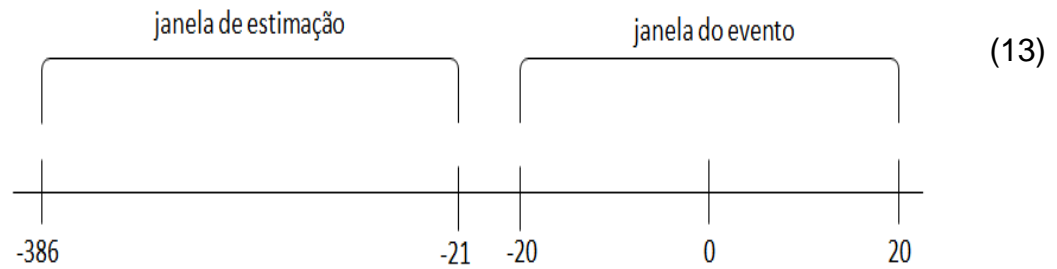
3.3 Instrumentos de pesquisa

Para o cálculo dos retornos diários, a equação utilizada foi a mesma da pesquisa de Tomás e Ibañez (2018), na qual os autores investigaram a eficiência do Bitcoin na forma semiforte. Adicionalmente, para avaliar a ocorrência de retornos anormais, foi empregada a teoria de Estudos de Eventos, sistematizada por Mackinlay (1997). Os cálculos dos retornos anormais, retornos anormais acumulados, retornos anormais médios e retornos anormais médios acumulados foram feitos no software Excel. Além disso, os retornos anormais agregados das moedas digitais foram submetidos a testes para verificar sua significância estatística e, conseqüentemente, aceitar ou rejeitar a hipótese nula. Os referidos testes estatísticos também foram realizados no software Excel.

3.3.1. Estudos de Eventos

A pesquisa utilizou a sistematização de Estudos de Eventos feita por Mackinlay (1997). De acordo com o autor, a primeira coisa que deve ser feita em uma pesquisa de Estudos de Eventos é definir os eventos de interesse e a janela de tempo na qual os preços se ajustarão ao novo fato. Assim, os eventos de interesse são: notícias da CME, CBOT e CBOE relacionadas às moedas digitais. No que diz respeito à janela do evento, não há um período predeterminado para a condução dos estudos, dessa forma, existe certo grau de discricionariedade na escolha de cada pesquisador. Portanto, este trabalho utilizou um período de tempo idêntico ao proposto por Campbell, Lo e Mackinlay (1997), de forma que o tempo total foi de 41 dias, divididos da seguinte forma: 20 dias antes do evento focal e 20 dias após o evento focal. Adicionalmente, foram feitos testes com 15, 10 e 5 dias anteriores e posteriores aos eventos escolhidos.

Benninga (2000) afirma que trabalhos sobre estudos de eventos utilizam, normalmente, uma janela de estimação de 252 dias úteis, entretanto, como as moedas digitais são negociadas todos os dias, não há motivo para utilizar a janela padrão. Conseqüentemente, o horizonte temporal para a janela de estimação é de 365 corridos antes da janela do evento focal.

Figura 3 – Janela de estimação e evento.

Fonte: Elaboração do autor.

Na ilustração acima, o dia 0 representa o ponto no qual uma notícia ou evento de conhecimento público ocorreu. Dessa forma, caso ocorram retornos anormais no dia, trata-se do mercado respondendo à nova informação. Se, nos dias subsequentes, os retornos continuarem anormais, deve-se questionar a validade da Hipótese do Mercado Eficiente na forma semiforte, pois o mercado não está absorvendo a nova informação de forma apropriada. Adicionalmente, por meio da metodologia de Estudos de Eventos de MacKinley (1997), é possível observar o comportamento do mercado antes de um evento público ocorrer. Nesse caso, se verificados retornos anormais, haverá evidências de que exista algum agente econômico com informações privilegiadas. Entretanto, essa última questão não está no escopo desta pesquisa.

3.3.2 Retornos efetivos observados

Como mencionado, a pesquisa aplicará a mesma operação de Tómas e Ibañez (2018), calculando-se os retornos nominais logarítmicos diários das criptomoedas escolhidas para a pesquisa segundo a fórmula:

$$R_{it} = \ln\left(\frac{P_{it}}{P_{it-1}}\right)100 \quad (14)$$

onde,

R_{it} é retorno da criptomoeda i , no dia t ;

P_{it} é preço de fechamento da criptomoeda i , no dia t ;

P_{it-1} é preço de fechamento da ação i , no dia $t - 1$.

3.3.3 Retornos esperados

Para o cálculo dos retornos esperados das criptomoedas, optou-se por utilizar o *Market Model*. Como mencionado no referencial teórico, segundo Mackinlay (1997), trata-se de um modelo estatístico que relaciona o retorno de um ativo com o retorno do portfólio de mercado, a opção de utilizar apenas o referido modelo encontra-se na justificativa do próprio autor, pois, de acordo com Mackinlay (1997), a adição de modelos multifatoriais não gera ganhos significativos. Tal afirmação é corroborada por Brown e Warner (1985), que argumentam que, para uma amostra grande, os resultados não sofrem muitas mudanças por conta do modelo de estimação escolhido. Dessa forma, a equação que representa o modelo pode ser expressa da forma a seguir:

$$R_{it} = \alpha_i \beta_i R_{mt} + \varepsilon_{it} \quad (15)$$

$$E(\varepsilon_{it} = 0) \quad \text{var}(\varepsilon_{it}) = \sigma_{\varepsilon_i}^2$$

onde,

R_{it} é o retorno do ativo i no período t ;

R_{mt} é o retorno do portfólio de mercado no período t ;

ε_{it} é o termo de perturbação do modelo;

α_i , β_i e $\sigma_{\varepsilon_i}^2$ são os parâmetros do modelo.

3.3.4 Retornos anormais

Para calcular os retornos anormais, a pesquisa utilizou a metodologia descrita por Mackinlay (1997), para quem há duas formas de modelar os retornos normais. Como o estudo utilizará o *Market Model*, consequentemente, X_t representa o retorno

do mercado. Dessa forma, para obter o retorno anormal deve-se subtrair o retorno observado do ativo pelo retorno esperado pelo mercado:

$$AR_{it}^* = R_{it} - E[R_{it} | X_t] \quad (16)$$

onde,

AR_{it}^* é retorno anormal da moeda i no dia t;

R_{it} é retorno da moeda i no dia t;

$E[R_{it} | X_t]$ é retorno esperado do ativo i, condicionado pelo mercado no dia t; e

X_t é o retorno do mercado.

3.3.5 Retornos anormais médios

Pode-se definir a fórmula dos retornos anormais médios da forma a seguir:

$$AAR_i = \frac{\sum_{i=1}^n AR_i}{n} \quad (17)$$

onde,

AAR_i é o retorno anormal médio das n criptomoedas; e

AR_i é o retorno diário anormal da criptomoeda.

3.3.6 Retornos anormais acumulados

Já os retornos anormais acumulados foram calculados de acordo com a fórmula proposta por Mackinlay (1997). Segundo o autor, pode-se analisar eventos com múltiplas janelas e fazer inferências acerca dos eventos de interesse com a seguinte metodologia:

$$CAR_i(t_1, t_2) = \sum_{t=t_1}^{t_2} AR_{it} \quad (18)$$

onde,

$CAR_i(t_1, t_2)$ é o retorno anormal acumulado; e

AR_{it} é o retorno anormal no período.

3.3.7 Retornos anormais médios acumulados

Para realizar o teste de Estudos de Eventos para amostras com múltiplos períodos de observação, entre vários ativos em um período específico, deve-se utilizar o cálculo dos retornos anormais médios acumulados:

$$CAAR_t = \sum_{i=1}^n AAR_t \quad (19)$$

onde

$CAAR$ descreve os retornos anormais médios acumulados das moedas digitais.

3.4 Testes estatísticos

Para avaliar a relevância dos resultados obtidos, os dados foram submetidos a testes estatísticos de significância. Dessa forma, deve-se definir a hipótese nula e a hipótese alternativa, que são, respectivamente: H_0 e H_1 .

H_0 é a hipótese de que não há retornos anormais no período, já H_1 sugere a presença de retornos anormais no período. Para verificar a significância estatística dos dados, foi utilizado o p-valor calculado por meio do teste *Cross-Section*, definido por Gujarati e Porter (2009). Foi definido um nível de significância de 5%, de forma

que, quando o p-valor for menor que 5%, deve-se rejeitar H_0 , ou seja, rejeita-se a hipótese de que não há retornos anormais no período. Portanto, o pesquisador aceita uma margem de erro de 5%. É possível, porém, que a pesquisa rejeite H_0 quando não deveria rejeitar; esse erro é denominado erro do tipo 1. Para diminuir a probabilidade de erros do tipo 1, o estudo definiu um nível de significância adicional de 1%.

3.4.1 Cross-Section

O teste escolhido foi o *Cross-Section*. Segundo Gujarati e Porter (2009), dados em *Cross-Section* são coletados no mesmo ponto no tempo. Como o escopo da pesquisa foi analisar o comportamento do agregado de criptomoedas em recortes temporais específicos, a escolha de tal método é a mais adequada.

Optou-se por utilizar o *software* Excel para os cálculos. A formulação matemática do *Cross-Sectional t-test*, segundo Brown e Warner (1980), está descrita a seguir:

$$T_{Cross} = \frac{CAAR(T_1, T_2)}{\hat{\sigma}_{CAAR(T_1, T_2)}}$$

onde,

$$\hat{\sigma}_{CAAR(T_1, T_2)} = \sqrt{\frac{1}{N(N-d)} \sum_{i=1}^N (CA R_i(T_1, T_2) - CAAR(T_1, T_2))^2}$$

3.4.2 Time Series

Embora a pesquisa tenha utilizado o teste estatístico *Cross-Section*, o teste *Time-Series* e o *Patell* poderiam ser utilizados para analisar os dados por outras perspectivas. De acordo Schimmer, Levchenko e Müller (2015), o teste *Time-Series* utiliza a amostra inteira para estimar a variância e, segundo sua metodologia, o teste não considera variações desiguais entre as observações. O teste é descrito pela seguinte formulação matemática:

$$S_{AAR}^2 = \frac{1}{M-2} \sum_{t=T_0}^{t_1} (AAR_t - \overline{AAR})^2 \quad (28)$$

3.4.3 Patell Test

Conforme apontam Schimmer, Levchenko e Müller (2015), o *Patell Test* é amplamente usado para estudos de eventos. Segundo Patell (1976,1979), deve-se padronizar cada AR_i antes de se calcular o teste estatístico do erro de previsão corrigido pelo desvio padrão:

$$S_{AR_{i,t}} = \frac{AR_{i,t}}{S_{AR_{i,t}}} \quad (32)$$

Patell ajusta o erro de padrão pelo erro de previsão, portanto:

$$S_{AR_{i,t}} = S_{AR_{i,t}} \left[1 + \frac{1}{M_i} + \frac{(R_{m,t} - \overline{R_m})^2}{\sum_{t=T_0}^{t_1} (R_{m,t} - \overline{R_m})^2} \right] \quad (33)$$

4 RESULTADOS E ANÁLISE EMPÍRICA

Nesta pesquisa, foi analisado se as maiores moedas digitais em capitalização de mercado se enquadram na forma semiforte da Hipótese do Mercado Eficiente de Fama (1970). Para tanto, analisaram-se os efeitos de notícias relacionadas à inserção das criptomoedas em mercados organizados, especificamente CBOT, CBOE e CME.

O período de análise teve início em 1º de janeiro de 2017 e terminou em 30 de abril de 2019. Buscou-se verificar se o mercado foi ineficiente de acordo com os parâmetros definidos na pesquisa. Para tanto, os dados com as séries de preços das moedas digitais foram obtidos no site coinmarketcap.com (2018). Após a seleção das moedas, foi necessário escolher uma *proxy* que representasse o índice de mercado, no caso, o CCI30. Em seguida, foram realizados os cálculos dos retornos anormais, retornos anormais médios, retornos anormais acumulados e retornos anormais médios acumulados, por meio do software Excel. Com o intuito de verificar a significância estatística dos dados e de acordo com os objetivos da pesquisa, utilizou-se o método de *Cross-Section* para testar as moedas digitais de forma agregada dentro de horizontes temporais específicos.

Adicionalmente, no que diz respeito ao instrumental estatístico utilizado, o trabalho restringiu-se a utilizar testes paramétricos, como os descritos por Brown e Warner (1980). Portanto, o estudo considerou uma distribuição de dados normal. Este capítulo também irá expor os resultados dos testes e as possíveis inferências.

4.1 Eventos CBOT, CBOE e CME

Neste tópico estão elencados os resultados obtidos a partir da divulgação de notícias relacionadas à inserção das moedas digitais em mercados organizados e seu impacto no agregado das maiores moedas em capitalização de mercado.

A pesquisa avaliou o impacto nas moedas digitais de forma conjunta, assim, optou-se por utilizar o teste *Cross-Section*. As tabelas a seguir, demonstram os resultados obtidos e seu grau de significância estatística. No total, foram analisados

9 eventos, para um agregado de 5 moedas diferentes; os horizontes temporais são, respectivamente: 20, 15, 10 e 5 dias antes e após a notícia; e o presente estudo definiu os níveis de significância em 10%, 5% e 1%.

Nas tabelas a seguir, quando o p-valor for menor que 0,10, o número terá um *, quando o p-valor for menor que 0,05, o valor será marcado com ** e estará destacado em negrito, por fim, quando p-valor for menos que 0,01, teremos *** para identificá-lo. Adicionalmente, dentro dos parâmetros definidos neste estudo, quando o p-valor for menor que 5% e 1%, os resultados serão estatisticamente significantes e rejeitaremos a hipótese nula. Ao definir valores de significância menores, diminui-se a chance de cometer um erro do tipo 1.

Abaixo, estão elencadas as tabelas organizadas em evento, data, janela, CAAR, teste *Cross-Section* e p-valor.

Tabela 3 – Teste *Cross-Sectional* para evento 1.

Evento	Data	Janela	CAAR	Teste T-Cross	P-Valor
O mercado de derivativos CBOE vai lançar derivativos de criptomoedas em 2017	02/08/2017	(-20, 20)	-0,503	6,4622	3,4125 E-06***
		(-15, 15)	-0,426	5,3357	0,0001 0515***
		(-10, 10)	-0,083	1,2629	0,2383
		(-5, 5)	-0,168	2,7467	0,0516

Fonte: Elaboração do autor.

Tabela 4 – Teste *Cross-Sectional* para evento 2.

Evento	Data	Janela	CAAR	Teste T-Cross	P-Valor
CEO do CME: Futuros de Bitcoin podem começar a ser negociados em dezembro	13/11/2017	(-20, 20)	-16,28%	3,0449	0,00666388***
		(-15, 15)	-6,47%	0,9583	0,3542
		(-10, 10)	43,00%	5,1831	0,00057695***
		(-5, 5)	27,22%	3,3377	0,0289

Fonte: Elaboração do autor.

Tabela 5 – Teste *Cross-Sectional* para evento 3.

Evento	Data	Janela	CAAR	Teste T-Cross	P-Valor
CME e CBOE irão negociar futuros de Bitcoin	01/12/2017	(-20, 20)	10,35%	1,2718	0,2188
		(-15, 15)	13,99%	1,3707	0,192
		(-10, 10)	-3,15%	0,3837	0,7101
		(-5, 5)	-48,69%	4,8073	0,008602275** *

Fonte: Elaboração do autor.

Tabela 6 – Teste *Cross-Sectional* para evento 4.

Evento	Data	Janela	CAAR	Teste T-Cross	P-Valor
CBOE irá negocia r futuros de Bitcoin em 10 de dezemb ro	04/12/2017	(-20, 20)	-5,15%	0,6219	0,5414
		(-15, 15)	15,75%	1,4579	0,1669
		(-10, 10)	-20,79%	1,6251	0,1386
		(-5, 5)	-61,57%	10,218	0,0005 2***

Fonte: Elaboração do autor.

Tabela 7 – Teste *Cross-Sectional* para evento 5.

Evento	Data	Janela	CAAR	Teste T-Cross	P-Valor
CBOE vai listar 6 ETFs de Bitcoin	22/12/2017	(-20, 20)	34,32%	4,2557	0,0004 3***
		(-15, 15)	70,51%	8,0708	1,24E- 06***
		(-10, 10)	32,07%	4,0724	0,0027 9***
		(-5, 5)	-45,14%	5,7631	0,0045* **

Fonte: Elaboração do autor.

Tabela 8 – Teste *Cross-Sectional* para evento 6.

Evento	Data	Janela	CAAR	Teste T-Cross	P-Valor
Parceiros do grupo CME lançam índice para Ethereum	14/05/2018	(-20, 20)	-47,40%	18,333	1,54E-13***
		(-15, 15)	-8,45%	7,057	5,70E-06***
		(-10, 10)	6,29%	5,5298	0,00037***
		(-5, 5)	9,22%	4,9894	0,00755***

Fonte: Elaboração do autor.

Tabela 9 – Teste *Cross-Sectional* para evento 7.

Evento	Data	Janela	CAAR	Teste T-Cross	P-Valor
CBOE afirma que a SEC retirou um obstáculo para futuros de Ethereum	15/05/2018	(-20, 20)	-46,43%	22,624	3,35E-15***
		(-15, 15)	8,99%	7,6648	2,25E-06***
		(-10, 10)	-2,02%	1,7389	0,1161
		(-5, 5)	7,71%	4,8186	0,00853***

Fonte: Elaboração do autor.

Tabela 10 – Teste *Cross-Sectional* para evento 8.

Evento	Data	Janela	CAAR	Teste T-Cross	P-Valor
Mercado CBOE retira proposta de ETF de Bitcoin da VanEck-Solidx	23/01/2019	(-20, 20)	0,79%	0,3017	0,7662
		(-15, 15)	-14,25%	7,6984	2,10E-06***
		(-10, 10)	-0,22%	0,1194	0,9076
		(-5, 5)	1,48%	1,2757	0,2711

Fonte: Elaboração do autor.

Tabela 11 – Teste *Cross-Sectional* para evento 9.

Evento	Data	Janela	CAAR	Teste T-Cross	P-Valor
CBOE reenvia proposta de ETF de Bitcoin da VanEck-Solidx para aprovação do SEC	31/01/2019	(-20, 20)	4,21%	1,4141	0,1735
		(-15, 15)	8,03%	2,3094	0,03669**
		(-10, 10)	12,18%	3,0358	0,01411**
		(-5, 5)	9,03%	3,1779	0,0336*

Fonte: Elaboração do autor.

Observa-se, a partir do apresentado, que os valores dos CAARs do agregado de moedas digitais alternaram entre resultados positivos e negativos, principalmente entre os eventos, e, por vezes, entre as janelas de um mesmo evento. Dessa forma, os resultados obtidos não apresentaram uma tendência clara de retornos positivos.

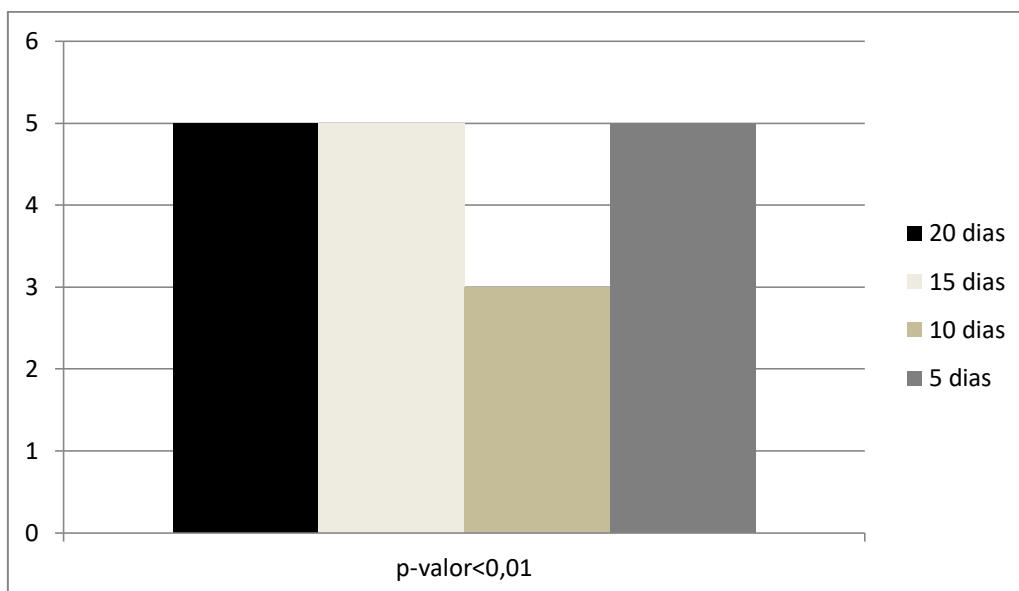
Como podemos verificar, dos 36 recortes temporais, o p-valor é inferior a 5% em 21 casos. Entretanto, como utilizou-se um nível de significância mais baixo, para diminuir a ocorrência de erros do tipo 1, a pesquisa considerou um nível de significância de 1%, dessa forma, deve-se rejeitar H_0 em 18 casos. Adicionalmente, com exceção dos eventos analisados na janela de 10 dias, os resultados demonstraram mais eventos estatisticamente significantes do que não significantes em todas as janelas.

Verifica-se, ainda, em todos os horizontes temporais, a ocorrência de retornos anormais estatisticamente significantes considerando-se um nível de 1%. Outra conclusão a partir dos dados é a seguinte: a maior parte dos eventos apresentou, ao menos, um resultado anormal em alguma janela longa. A partir do sexto evento, identifica-se a ocorrência de retornos anormais em todas as janelas de (-15, 15).

Consequentemente, como os dados indicam que deve-se rejeitar H_0 na maioria das janelas de 15 e 20 dias, há indícios de que o mercado não foi eficiente. Os resultados sugerem que ele não absorveu as novas informações da maneira esperada.

O gráfico a seguir demonstra quantos eventos, por janelas, foram considerados anormais, respeitando-se um nível de significância de 0,01 para rejeitar H_0 .

Gráfico 1 - p-valor estatisticamente significativo.



Fonte: Elaboração do autor.

Adicionalmente, deve-se mencionar a existência de interações entre os eventos selecionados para a pesquisa. Ou seja, como alguns eventos ocorreram em dias próximos, é possível que uma notícia selecionada tenha impactado na janela de outro evento. Tais interações podem ter acontecido entre os eventos 6 e 7, que ocorreram, respectivamente, nos dias 14/05/2018 e 15/05/2018; e entre os eventos 8 e 9, que ocorreram em 23/01/2019 e 31/01/2019.

Ao se confrontar os resultados obtidos com o objetivo geral da pesquisa, pode-se afirmar que há evidências de retornos anormais, estatisticamente significantes, em janelas distantes dos eventos focais, o que significa que as moedas digitais, dentro das condições estabelecidas nesta pesquisa, não foram eficientes na forma semiforte. Entretanto, não conseguimos identificar padrões nos retornos anormais.

Dessa forma, como os resultados foram inconclusivos, deve-se questionar se a teoria da Hipótese do Mercado Eficiente de Fama (1970) é instrumento adequado para estudar as moedas digitais diante dos eventos e horizontes temporais especificados nesta pesquisa.

5 CONSIDERAÇÕES DA ANÁLISE EMPÍRICA

Quando se iniciou este trabalho, os estudos que se propuseram a entender o comportamento das moedas digitais por meio da Hipótese do Mercado Eficiente de Fama (1970) ainda eram incipientes. Portanto, tal condição foi necessária para justificar esta pesquisa.

Diante disso, o estudo teve como objetivo geral testar a hipótese de que o mercado de moedas digitais foi ineficiente, na forma semiforte, no período e nos eventos especificados. Concluiu-se que há indícios de retornos anormais, embora estes retornos estejam dispersos entre os recortes temporais.

Para tanto, os objetivos específicos foram cumpridos. A pesquisa selecionou as principais moedas digitais em valor de mercado, por meio do site coinmarketcap.com, já o índice que representa o mercado foi retirado do site [CCi30.com](https://cci30.com). Em seguida, os eventos dentro do escopo do trabalho foram selecionados e, após isso, os retornos anormais dos ativos foram calculados por meio do software Excel. Aplicou-se, posteriormente, o teste *Cross-Section* para analisar os resultados e a significância estatística entre os eventos e as janelas para o agregado das criptomoedas.

Durante o trabalho, descobriu-se que há evidências de que o mercado não foi eficiente na forma semiforte da Hipótese do Mercado Eficiente descrita por Fama (1970). A afirmação baseia-se nos achados do presente estudo empírico, pois rejeita-se H_0 em 50% das janelas, com um nível de significância de 1%. Os referidos retornos anormais, ainda, não apresentaram um padrão, dessa forma, os achados não são conclusivos. Há evidências de que a teoria da Hipótese do Mercado Eficiente proposta por Fama (1970), na forma semiforte, não foi instrumento apropriado para o caso das criptomoedas selecionadas, dentro dos eventos e do horizonte temporal especificados. Deve-se mencionar, assim, que a problemática não foi completamente respondida.

Além disso, a escolha da quantidade de moedas digitais, eventos e recorte temporal foi pautada, em parte, por aspectos subjetivos, consequentemente, diferentes decisões poderiam levar a resultados distintos. Os dados obtidos no estudo foram feitos por meio da metodologia do teste *Cross-Section* e, portanto, outros testes estatísticos poderiam gerar resultados diferentes.

Outro ponto que deve ser ressaltado diz respeito aos eventos selecionados. Como os mesmos são relacionados, na maioria dos casos, a notícias sobre o Bitcoin e Ethereum, que são, respectivamente, as maiores moedas digitais em valor de mercado, é possível que as criptomoedas tenham absorvido as novas informações de forma distinta. Tal interpretação é condizente com a falta de tendência positiva ou negativa dos resultados, segundo o instrumental metodológico escolhido para a pesquisa.

Embora seja possível obter resultados diferentes caso outros eventos, recortes temporais ou ferramental estatístico sejam utilizados para realizar as análises, ao relacionar os resultados desta pesquisa com as conclusões de Tomás e Ibañez (2018), segundo as quais notícias relacionadas à inserção das moedas digitais em mercados organizados eram positivas para o Bitcoin, pudemos concluir que tal entendimento não pode ser ampliado para as demais moedas escolhidas para esta análise, pela ausência de tendência positiva dos CAARs.

Dentre os limitadores, pode-se citar a não identificação de padrões nos retornos anormais do agregado de moedas escolhidas para a pesquisa. Outro fato que constituiu um limitador foi a escolha de eventos de notícias relacionadas à inserção das moedas digitais em mercados organizados, pois, como dito acima, alguns eventos ocorreram em janelas muito próximas, o que pode ter gerado interações entre eles e, conseqüentemente, distorções nos resultados.

Por fim, como as moedas digitais são um mercado recente e os estudos sobre o tema são incipientes, não há consenso a respeito de quais variáveis podem afetar o comportamento das criptomoedas, dessa forma, testar cinco moedas diferentes de forma conjunta provou-se complexo. A realização do *Cross-Section* atendia à proposta do estudo, entretanto, a não realização de outros testes também constitui um limitador. Sugere-se, então, que futuros estudos analisem o comportamento individual das moedas digitais sob as mesmas condições deste trabalho, com a proposição, ainda, de que diferentes testes estatísticos sejam feitos, dentre eles: *Time-Series* e *Patell Test*.

REFERÊNCIAS

- AMMOUS, S. Can cryptocurrencies fulfil the functions of money? *The Quarterly Review of Economics and Finance*. Illinois, v. 70, p. 38 – 51, nov. 2018.
- ASLANIDIS, N.; BARIVIERA, A.; IBÁÑEZ, O. An analysis of cryptocurrencies conditional cross correlations, *Finance Research Letters*., p.130-137, 2019.
- BENEKI, C.; KOULIS, A.; KYRIAZIS, N. A.; PAPADAMOU, S. Investigating volatility transmission and hedging properties between Bitcoin and Ethereum. *Research in International Business and Finance*, n. 48, p. 219–227, 2019.
- BENNINGA, S.; CZACZKES, B. *Financial modeling*. Cambridge, Mass: MIT Press, 2000.
- BROWN, S.; WARNER, J. B. Measuring security price performance. *Journal of Financial Economics*, v. 8, p. 205 -258, set. 1980.
- CAMPBELL, J.Y.; LO, A.W.; MACKINLAY, A. C. *The Econometrics of Financial Markets*. Nova Jersey: Princeton University Press, 2ª ed., 1997.
- CAMPBELL, J. L.; MAULER, M.; PIERCE, R. A review of derivatives research in accounting and suggestions for future work. *Journal of Accounting Literature*, v. 42, issue C, p. 44-60, 2019.
- CHICAGO MERCANTILE EXCHANGE GROUP. *História dos mercados futuros internacionais*. 2019. Disponível em: <<https://www.cmegroup.com/pt/about/history.html>>. Acesso em: 06, jul. 2019.
- CHICAGO MERCANTILE EXCHANGE GROUP. *The Story of CME Group as a Unified Global Exchange*. 2019. Disponível em: <<https://www.cmegroup.com/stories/index.html#!3-merger-achieved>>. Acesso em: 06, jul. 2019.
- CHICAGO BOARD OF EXCHANGE. *About Cboe Global Markets*, Inc. 2019. Disponível em: <<https://www.cboe.com/aboutcboe>>. Acesso em: 06, jul. 2019.
- CHICAGO BOARD OF TRADE. *CBOT*. 2019. Disponível em: <<https://www.cmegroup.com/company/cbot.html>>. Acesso em: 06, jul. 2019.
- COIN MARKET CAP. *Top 100 Cryptocurrencies by Market Capitalization*. 2018. Disponível em: <https://coinmarketcap.com/>. Acesso em: 30, out. 2018.
- DAVID, G.; OOSTERLINCK, K.; SZAFARZ, A. Art market inefficiency. *Economics Letters*, v. 121, p. 23-25, 2013.
- FAMA, E. F. Efficient capital markets: a review of theory and empirical work. *The Journal of Finance*, v. 25, n. 2, p. 383-417, 1970.

FAMA, E. F.; FISHER, L.; JENSEN, M. C.; ROLL, R. The Adjustment of Stock Prices to New Information. *International Economic Review*, v. 10, n. 1, p. 1-21, fev. 1969.

FENG, W.; WANG, Y.; ZHANG, Z. Informed trading in the Bitcoin market. *Finance Research Letters*, v., n., p. 1-10, 2017.

FERNANDES, M.; MEDEIROS, M. C.; SCHARTH, M. Modeling and predicting the CBOE market volatility index. *Journal of Banking & Finance*, v. 40, p. 1- 10, 2014.

FRY, J.; CHEAH, E.-T. Negative bubbles and shocks in cryptocurrency markets. *International Review of Financial Analysis*, v. 47, p. 343–352, 2016.

GUJARATI, D. N.; PORTER, D. C. *Basic econometrics*. Boston, Mass: McGraw-Hill, 2009.

KRISTOUFEK, L. BitCoin meets google trends and wikipedia: quantifying the relationship between phenomena of the internet era. *Scientific Reports*, 3, n. 3415, dez. 2013.

KRISTOUFEK, L.; VOSVRDA, M. Commodity futures and market efficiency. *Energy Economics*, v. 42, p. 50–57, 2014.

LAMBERT, E. *The futures: The Rise of the Speculator and the Origins of the World's Biggest Markets*. New York: Perseus Books Group, 2010.

LINTNER, J. The valuation of risk assets and the selection of risky investments in stock portfolios and capital budgets. *The Review of Economics and Statistics*, v. 47, n. 1, p. 13-37, fev. 1965.

LUO, M.; KONTOSAKOS, V. E.; PANTELOUS, A. A.; ZHOU, J. Cryptocurrencies: Dust in the wind? *Physica A: Statistical Mechanics and Its Applications*, Monash University, v. 525, p. 1063- 1079, jul. 2019.

MACKINLAY, A. C. Event Studies in Economics and Finance. *Journal of Economic Literature*, v. 35, n. 1, p. 13-39, março 1997.

MORKUNAS, V. J.; PASCHEN, J.; BOON, E. How blockchain technologies impact your business model. *Business Horizons*, v. 62, n. 3, p. 295- 306, 2019.

NADARAJAH, S.; CHU, J. On the inefficiency of Bitcoin. *Economics Letters*, 1-9, 2016.

NAKAMOTO, Satoshi. (2009). *Bitcoin: A Peer-to-Peer Electronic Cash System*. <https://bitcoin.org/bitcoin.pdf>. Recuperado em 12 de outubro de 2018.

OPPENHEIMER, H.; SCHLARBAUM, G. Investing with Ben Graham: An Ex Ante Test of the Efficient Markets Hypothesis. *The Journal of Financial and Quantitative Analysis*, v. 76, issue 3, p. 341-360, 1981.

PRASAD, E. Central Banking in a Digital Age: Stock-Taking and Preliminary Thoughts. *Hutchins Center of Fiscal & Monetary Policy at Brookings*, abril 2018.

RIVIN, Igor; SCEVOLA, Carlo; DAVIS, Robert. The Crypto Currencies Index. CCI30. 2019. Disponível em: <https://cci30.com/>. Acesso em: 15, maio 2019.

SHARPE, William F. Capital Asset Prices: A Theory of Market Equilibrium under Conditions of Risk. *J. Finance*, v. 19, n. 3, p. 425- 42, set. 1964.

SHARPE, W. F. The arithmetic of active management. *Financial Analysts Journal*, v. 47, n. 1, p. 7-9, jan./fev. 1991.

STULZ, R. M. Should We Fear Derivatives? *Journal of Economic Perspectives*, v. 18, n. 3, p. 173–192, Summer 2004.

URQUHART, A. (2016). The inefficiency of Bitcoin. *Economics Letters*, 1-7.

VIDAL-TOMAS, D.; IBANEZ, A. (2018). Semi-strong efficiency of Bitcoin. *Finance Research Letters*, 1-8.

ZHANG, W.; WANG, P.; LI, X.; SHEN, D. The inefficiency of cryptocurrency and its cross-correlation with Dow Jones Industrial Average. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, Monash University, v. 510, p. 658-670, 2018.

ZIĘBA, D.; KOKOSZCZYŃSKI, R.; ŚLEDZIEWSKA, K. Shock transmission in the cryptocurrency market. *Is Bitcoin the most influential?* International Review of Financial Analysis, 2019.

ZIMBA, A.; WANG, Z.; MULENGA, M.; ODONGO, N. H. Crypto Mining Attacks in Information Systems: An Emerging Threat to Cyber Security. *Journal of Computer Information Systems*, p. 1-12, 2018.